

Phát hiện rung nhĩ từ tín hiệu ECG

Hoàng Văn Dương

Ngày 19 tháng 11 năm 2025

Nội dung

1 Giới thiệu

2 Cơ sở lý thuyết

3 Dữ liệu

4 Mô hình

Nội dung

1 Giới thiệu

2 Cơ sở lý thuyết

3 Dữ liệu

4 Mô hình

Rung nhĩ (Atrial Fibrillation - AF)

Định nghĩa

Rung nhĩ là một trong những dạng rối loạn nhịp tim phổ biến và nguy hiểm nhất

Đặc điểm:

- Hoạt động điện tâm nhĩ hỗn loạn
- Không đồng bộ
- Tâm nhĩ không co bóp hiệu quả

Hậu quả:

- Máu ứ đọng
- Hình thành cục máu đông
- Tăng nguy cơ tắc mạch não
- Nguy cơ đột quỵ cao

Tâm quan trọng

Nguyên nhân hàng đầu gây đột quy

Rung nhĩ là nguyên nhân hàng đầu gây đột quy ở người trưởng thành

Phát hiện sớm rung nhĩ → Giảm nguy cơ đột quy;

Điện tâm đồ (ECG)

Định nghĩa

Tín hiệu ECG là bản ghi sự biến thiên điện thế do hoạt động điện sinh học của tim tạo ra theo thời gian

Cơ chế hoạt động:

- Khi tim co bóp: các quá trình **khử cực** và **tái cực** của tế bào cơ tim tạo nên các biến đổi điện thế
- Các biến đổi được ghi nhận bởi các điện cực đặt trên bề mặt cơ thể

Điện tâm đồ (ECG)

Vai trò của ECG

Ghi nhận hoạt động điện của tim theo thời gian

Ưu điểm:

- Phương pháp không xâm lấn
- Có thể theo dõi liên tục

Nguồn dữ liệu:

- Hệ thống ECG tại bệnh viện
- Thiết bị đeo thông minh
- Thiết bị theo dõi sức khỏe cá nhân

Thách thức trong phân tích ECG

Vấn đề

- Dữ liệu ECG rất lớn
- Phân tích thủ công tốn thời gian
- Dễ dẫn đến sai sót
- Cần chuyên gia y tế

Giải pháp

Phát triển hệ thống phân loại tự động dựa trên:

- Machine Learning
- Deep Learning
- Xử lý tín hiệu số

Động lực nghiên cứu

Nhu cầu cấp thiết

Phát triển các phương pháp phân tích và phân loại tự động dựa trên thuật toán Machine Learning

Mục tiêu:

- Tăng độ chính xác phát hiện
- Giảm thời gian phân tích
- Hỗ trợ bác sĩ trong chẩn đoán

Nội dung

1 Giới thiệu

2 Cơ sở lý thuyết

3 Dữ liệu

4 Mô hình

Chu kỳ tim bình thường

Ba thành phần chính của một chu kỳ tim:

Sóng P

- Khởi cực hai buồng nhĩ
- Biên độ nhỏ
- Hình dạng trơn

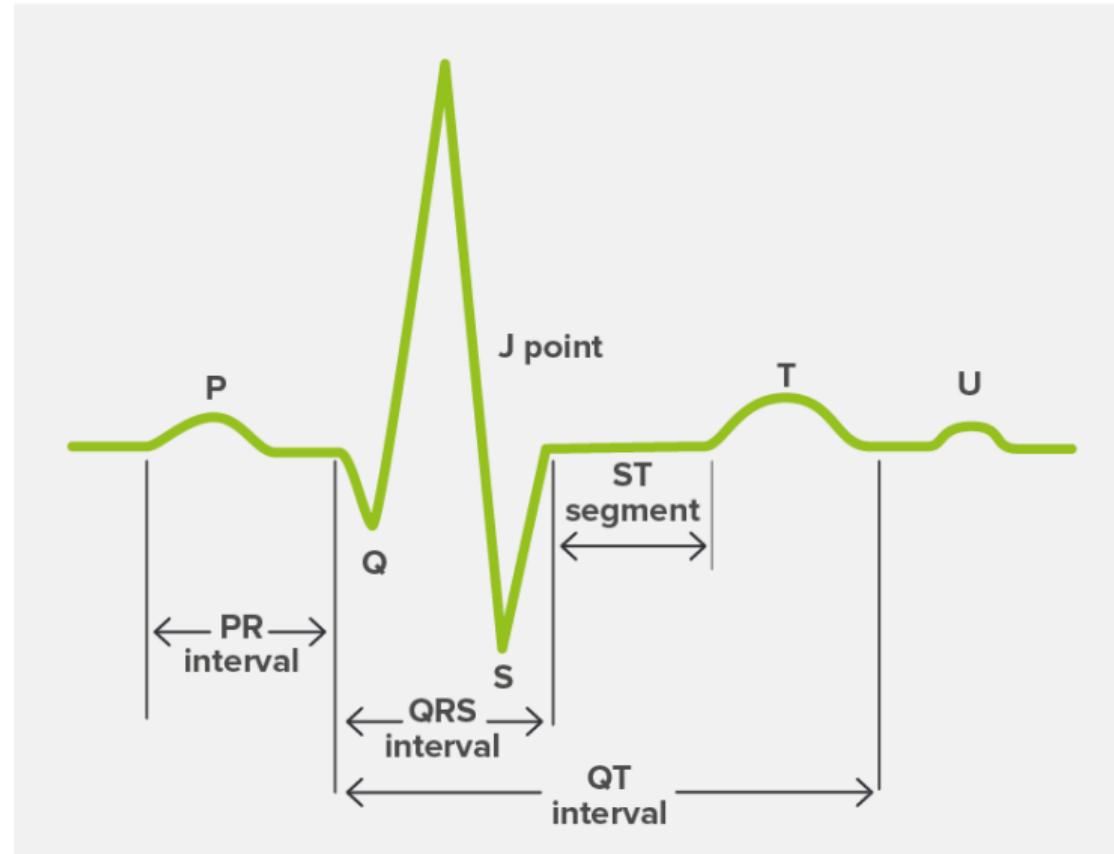
Phức bộ QRS

- Khởi cực hai buồng thất
- **Biên độ lớn nhất**
- Thời gian ngắn
- Quan trọng nhất

Sóng T

- Tái cực của thất
- Biên độ trung bình
- Hình dạng tròn đều

Hình ảnh minh họa



Đặc trưng của Rung nhĩ (AF)

Định nghĩa

Rung nhĩ là một dạng **rối loạn nhịp nhanh trên thất**, đặc trưng bởi hoạt động điện hỗn loạn tại tâm nhĩ

Đặc điểm:

- Hoạt động điện tâm nhĩ hỗn loạn
- Không đồng bộ
- Tâm nhĩ không co bóp hiệu quả

Hậu quả:

- Máu ứ đọng
- Hình thành cục máu đông
- Tăng nguy cơ tắc mạch não
- **Nguy cơ đột quy cao**

Ba đặc trưng chính của AF trên ECG

Ba dấu hiệu nhận diện quan trọng trên ECG

Ba đặc trưng chính của AF trên ECG(1): Mất sóng P

Nhip bình thường

Sóng P xuất hiện rõ ràng



Rung nhĩ

Sóng P không còn xuất hiện

Không có P

Nguyên nhân:

- Hoạt động điện nhĩ trở nên rối loạn
- Sóng P không còn xuất hiện rõ ràng như ở nhịp xoang bình thường

Ba đặc trưng chính của AF trên ECG (2): Xuất hiện sóng f

Sóng f (f-waves)

Thay vì sóng P, ECG xuất hiện các dao động nhỏ, nhanh, có dạng “lăn tăn”

Đặc điểm của sóng f:

- Dao động nhỏ
- Tần số cao
- Dạng “lăn tăn” không đều
- Phản ánh hoạt động khử cực hỗn độn của nhĩ



Sóng f

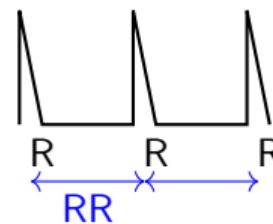
Ba đặc trưng chính của AF trên ECG (3): Khoảng RR không đều

Đặc trưng quan trọng nhất

Khoảng RR không đều (irregular RR-interval)

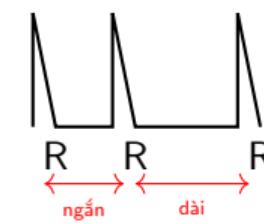
Nhip bình thường:

- RR đều đặn
- Khoảng cách ổn định



Rung nhĩ:

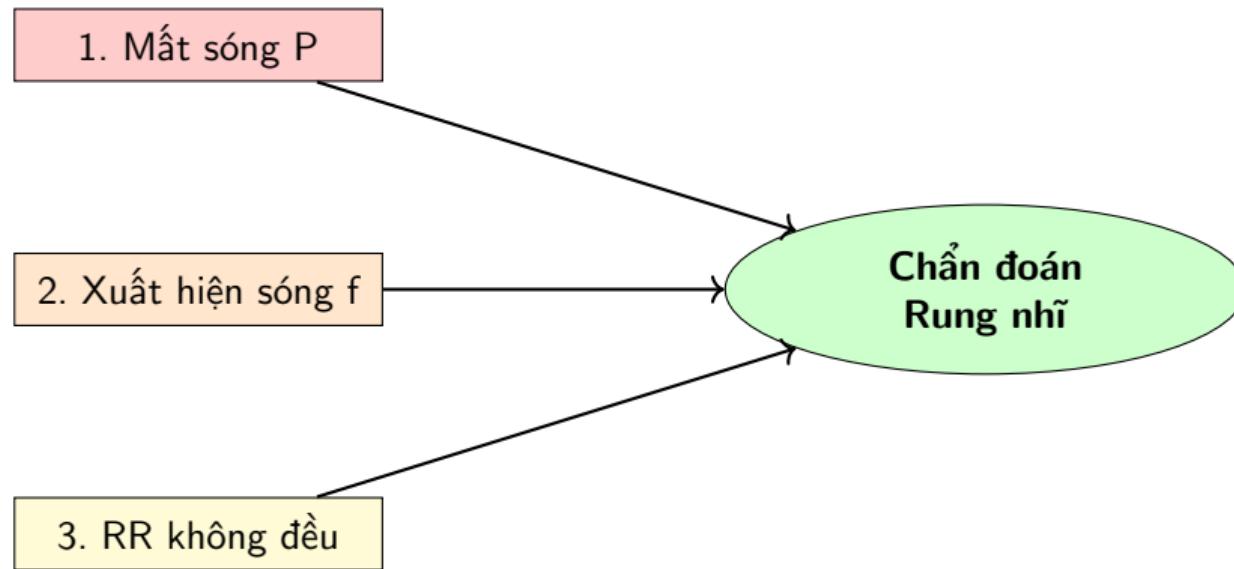
- RR không đều
- Khoảng cách biến thiên



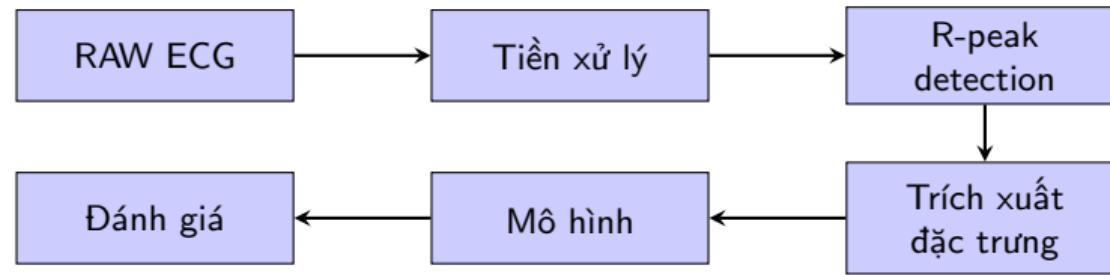
Nguyên nhân:

- Nút nhĩ-thất dẫn truyền các xung động bất quy tắc

Tổng kết: Ba đặc trưng chính của AF trên ECG



Quy trình xây dựng hệ thống nhận diện AF



Mục tiêu Xây dựng mô hình hiệu quả tự động nhận diện AF, hỗ trợ bác sĩ và nâng cao khả năng phát hiện sớm rối loạn nhịp tim nguy hiểm

Nội dung

1 Giới thiệu

2 Cơ sở lý thuyết

3 Dữ liệu

4 Mô hình

Bộ Dữ Liệu ECG-Arrhythmia

Nguồn gốc: Physionet.org

Bộ dữ liệu được xây dựng bởi sự hợp tác giữa:

- Đại học Chapman
- Bệnh viện Nhân dân Shaoxing
- Bệnh viện Ningbo First

Mục tiêu

Hỗ trợ cộng đồng nghiên cứu phát triển các phương pháp chẩn đoán tự động rối loạn nhịp tim và các bệnh lý tim mạch khác.

Thông Số Kỹ Thuật

Quy mô và cấu hình:

- **45,152** bản ghi ECG
- ECG 12 chuyển đạo
- Thời gian: **10 giây**/bản ghi
- Tần số: **500 Hz**

Nhãn Dữ Liệu

Các loại rối loạn nhịp

- **Rung nhĩ (AF):** Atrial Fibrillation
- **Ngoại tâm thu thất (PVC):** Premature Ventricular Contraction
- **Block nhánh phải (RBBB):** Right Bundle Branch Block
- **Block nhánh trái (LBBB):** Left Bundle Branch Block
- **Ngoại tâm thu nhĩ (APB):** Atrial Premature Beat

Quy trình gán nhãn

- Bác sĩ chuyên khoa nhịp tim gán nhãn và xác minh
- Xác minh nhiều cấp độ
- Trường hợp bất đồng: bác sĩ cao cấp quyết định cuối cùng

Định Dạng WFDB

WaveForm DataBase (WFDB)

Định dạng chuẩn trong nghiên cứu tín hiệu sinh học

Tệp .mat:

- Tín hiệu ECG khô
- 12 chuyển đạo
- Dạng ma trận số
- Độ phân giải 32-bit

Tệp .hea:

- Metadata mô tả
- Thông tin bệnh nhân
- Cấu hình chuyển đạo
- Mã SNOMED CT

Tóm Tắt về Bộ Dữ Liệu

| Đặc điểm | Giá trị |
|------------------|--|
| Số lượng bản ghi | 45,152 |
| Loại ECG | 12 chuyển đạo |
| Thời gian ghi | 10 giây |
| Tần số lấy mẫu | 500 Hz |
| Độ phân giải | 32-bit ($4.88 \mu\text{V}/\text{bit}$) |
| Dịnh dạng | WFDB (.mat + .hea) |
| Gán nhãn | Bác sĩ chuyên khoa |
| Chuẩn hóa | SNOMED CT |

Bộ dữ liệu **quy mô lớn, chất lượng cao, đa dạng**
phù hợp cho nghiên cứu **nhận diện sóng F và phân loại rung nhĩ**

Tiền xử lý dữ liệu

Mục tiêu

Xử lý tín hiệu ECG để phát hiện rung nhĩ (Atrial Fibrillation - AF)

- ① **Tiền xử lý:** Làm sạch và chuẩn hóa tín hiệu
- ② **Phân tích EDA:** Hiểu đặc tính dữ liệu
- ③ **Trích xuất đặc trưng:** Thu thập thông tin quan trọng
- ④ **Phân loại:** Sử dụng mô hình học máy

Các loại nhiễu trong tín hiệu ECG

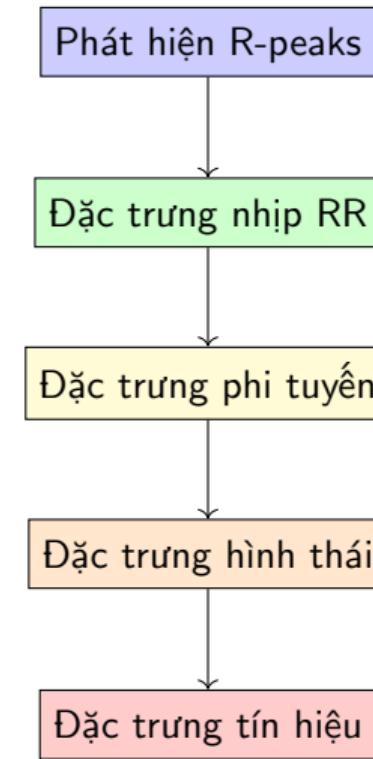
Nhiễu chính:

- Baseline wander (< 0.5 Hz)
- Powerline noise (50/60 Hz)
- Nhiễu cao tần
- Đảo cực tín hiệu

Giải pháp:

- Bộ lọc thông cao
- Notch filter
- Savitzky-Golay
- Polarity check

Quy trình trích xuất đặc trưng



Phát hiện đỉnh R (R-peak detection)

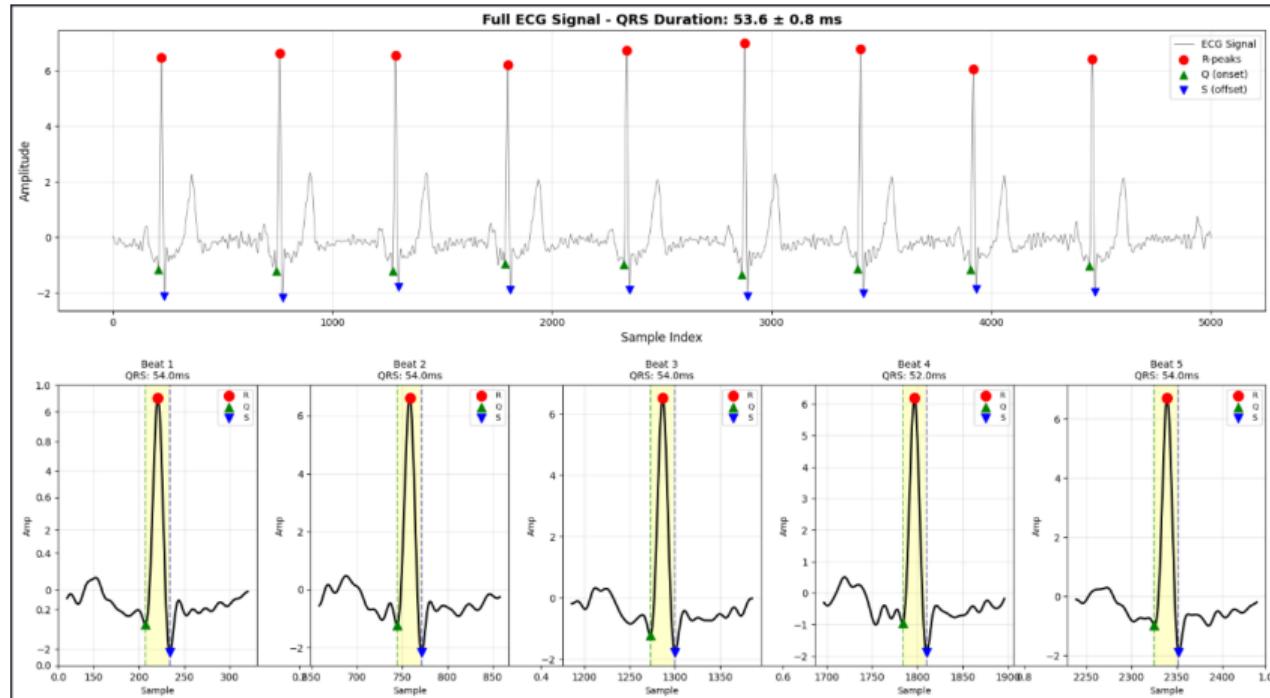
Chiến lược đa thuật toán

Sử dụng 5 thuật toán song song để tăng độ tin cậy

Các thuật toán:

- NeuroKit
- Pan-Tompkins (1985)
- Hamilton (2002)
- Elgendi (2010)
- Kalidas (2017)

Kết quả



Hình: Phát hiện các đặc trưng sóng ECG

Đặc trưng nhịp RR

Tính toán RR interval:

$$RR_i = \frac{R_{i+1} - R_i}{f_s}$$

Đặc trưng thống kê:

- RR_mean, RR_std
- RR_median
- RR_min, RR_max
- RR_range, RR_IQR
- RR_CV

Đặc trưng HRV:

- RMSSD
- pNN50
- pNN20
- HRV triangular index

Đặc trưng phi tuyến

Mục đích

Mô tả tính hỗn loạn của nhịp tim - dấu hiệu quan trọng của rung nhĩ

Các đặc trưng:

- **Sample Entropy (SampEn)**: Đo độ phức tạp chuỗi thời gian
- **Approximate Entropy (ApEn)**: Đo tính không đều của dữ liệu
- **Poincaré SD1, SD2**: Phân tích biến thiên ngắn và dài hạn
- **Tỉ số SD1/SD2**: Đánh giá cân bằng HRV

Đặc trưng hình thái QRS

Dộ lớn sóng R:

$$R_i = x[r_i]$$

Năng lượng phức QRS (cửa sổ 50 ms):

$$E_i = \sum_{t=r_i-w}^{r_i+w} x[t]^2$$

Thống kê:

- R_amp_mean, R_amp_std, R_amp_min, R_amp_max
- QRS_energy_mean, QRS_energy_std

Đặc trưng mức tín hiệu

Toàn bộ tín hiệu:

- Skewness
- Kurtosis
- Shannon entropy
- Zero-crossing rate

Chất lượng ECG:

- ECG_quality_mean
- ECG_quality_std

Sử dụng hàm `ecg_quality` của NeuroKit

Nội dung

1 Giới thiệu

2 Cơ sở lý thuyết

3 Dữ liệu

4 Mô hình

Pipeline Random Forest

① Correlation Filter

- Ngưỡng: 0.95
- Loại bỏ: 147 đặc trưng

② StandardScaler

- Chuẩn hóa dữ liệu

③ PCA (Principal Component Analysis)

- Giữ lại: 95% phương sai
- Số components: 125

④ Random Forest Classifier

- Số cây: 300
- Class weight: balanced

Giảm chiều dữ liệu

| Giai đoạn | Số đặc trưng |
|------------------------|----------------|
| Đầu vào ban đầu | 348 |
| Sau Correlation Filter | 201 (-76) |
| Sau PCA | 125 components |

Tham số Random Forest

Cấu hình mô hình

```
RandomForestClassifier(  
    n_estimators=300,  
    random_state=42,  
    class_weight="balanced"  
)
```

Giải thích tham số:

- `n_estimators=300`: Sử dụng 300 cây quyết định
- `random_state=42`: Đảm bảo tính tái lập
- `class_weight="balanced"`: Xử lý mất cân bằng dữ liệu

Kết quả trên tập Test

| Metric | Class 0 | Class 1 (AF) | Overall |
|-----------|---------|--------------|---------|
| Precision | 0.93 | 0.83 | 0.91 |
| Recall | 0.97 | 0.65 | 0.91 |
| F1-score | 0.95 | 0.73 | 0.91 |
| Support | 1603 | 346 | 1949 |

Nhận xét

- Precision cao cho class AF (0.83)
- Recall thấp cho class AF (0.65) - **vẫn đề cần cải thiện**

Cross-Validation (5-fold)

Kết quả F1-score trên 5 folds:

- Fold 1: 0.756
- Fold 2: 0.770
- Fold 3: 0.728
- Fold 4: 0.746
- Fold 5: 0.724

Kết quả trung bình

Mean F1: 0.745 ± 0.019

Độ lệch chuẩn thấp cho thấy mô hình ổn định trên các folds khác nhau

Kết luận

- Random Forest đạt kết quả khả quan với độ chính xác 91%
- Pipeline xử lý dữ liệu hiệu quả với giảm chiều PCA
- Vấn đề chính: **Recall thấp cho class AF**
- Cần cải thiện khả năng phát hiện ca bệnh (giảm False Negative)

Đề xuất

- Điều chỉnh threshold phân loại
- Thử nghiệm các kỹ thuật sampling khác
- So sánh với các mô hình phức tạp hơn (XGBoost, Neural Networks)

Pipeline XGBoost

① Correlation Filter

- Ngưỡng: 0.95
- Loại bỏ: 147 đặc trưng

② StandardScaler

- Chuẩn hóa dữ liệu

③ PCA (Principal Component Analysis)

- Giữ lại: 95% phương sai
- Số components: 125

④ XGBoost Classifier

- Số boosting rounds: 400
- Scale pos weight: 4.64

Tham số XGBoost

blockCấu hình mô hình

```
XGBClassifier(  
    n_estimators=400,  
    learning_rate=0.05,  
    max_depth=4,  
    subsample=0.8,  
    colsample_bytree=0.8,  
    scale_pos_weight=4.64,  
    random_state=42  
)
```

Tham số quan trọng:

- learning_rate=0.05: Học chậm, tránh overfitting
- max_depth=4: Giới hạn độ sâu cây
- scale_pos_weight=4.64: Xử lý mất cân bằng

Kết quả trên tập Test

| Metric | Class 0 | Class 1 (AF) | Overall |
|-----------|---------|--------------|-------------|
| Precision | 0.99 | 0.80 | 0.95 |
| Recall | 0.95 | 0.94 | 0.95 |
| F1-score | 0.97 | 0.87 | 0.95 |
| Support | 1603 | 346 | 1949 |

Điểm nổi bật

- Recall class AF: **0.94** - Chỉ bỏ sót 6% ca bệnh
- Cân bằng tốt giữa Precision (0.80) và Recall (0.94)

Cross-Validation (5-fold)

Kết quả F1-score trên 5 folds:

- Fold 1: 0.882
- Fold 2: 0.893
- Fold 3: 0.876
- Fold 4: 0.895
- Fold 5: 0.844

Kết quả trung bình Mean F1: **0.878 ± 0.019**

Mô hình rất ổn định với độ lệch chuẩn thấp (± 0.019)

So sánh: Random Forest vs XGBoost

| Metric | Random Forest | XGBoost |
|----------------|---------------|--------------|
| Accuracy | 0.91 | 0.95 |
| Recall (AF) | 0.65 | 0.94 |
| F1-score (CV) | 0.745 | 0.878 |
| Ca bệnh bỏ sót | 35% | 6% |

Kết luận

XGBoost vượt trội hơn Random Forest ở **MỌI** chỉ số quan trọng, đặc biệt là Recall cho class AF

Đánh giá lâm sàng

1. Phù hợp cho sàng lọc

Recall cao (0.94) giảm thiểu bỏ sót bệnh nhân AF

2. Trade-off hợp lý

- Hy sinh 3% Precision (từ 0.83 xuống 0.80)
- Để tăng 29% Recall (từ 0.65 lên 0.94)
- **Giá trị lâm sàng cao:** Ưu tiên không bỏ sót bệnh

3. Độ tin cậy cao

Kết quả ổn định qua các fold cross-validation (± 0.019)

Ý nghĩa lâm sàng

False Negative

6% ca bệnh bỏ sót

- Nguy cơ: Không phát hiện AF
- Hậu quả: Không điều trị kịp thời

False Positive

20% chẩn đoán nhầm

- Nguy cơ: Chẩn đoán dương tính giả
- Hậu quả: Xét nghiệm thêm

Kết luận

Trong y học, **False Negative nguy hiểm hơn False Positive**
→ XGBoost là lựa chọn tối ưu với Recall = 0.94

Kết luận

- **XGBoost vượt trội** so với Random Forest
 - Accuracy: 95% vs 91%
 - Recall (AF): 94% vs 65%
 - F1-score: 0.878 vs 0.745
- **Phù hợp cho ứng dụng lâm sàng**
 - Giảm thiểu bỏ sót bệnh nhân
 - Trade-off hợp lý giữa Precision và Recall
 - Độ tin cậy cao
- **Xử lý dữ liệu hiệu quả**
 - Giải quyết tốt vấn đề mất cân bằng

Cảm ơn đã lắng nghe!

Câu hỏi và thảo luận